

Bayesian model averaging

Μ. Παρζακώνης

ΠΜΣ “Εφαρμοσμένη Στατιστική”

2009

- 1 Στατιστική πρακτική
 - Επιλογή βάση Κριτηρίων Πληροφορίας
 - Προβλήματα διαδικασιών επιλογής
- 2 BMA...
 - Η βασική ιδέα
 - Βασικές Υλοποιήσεις
 - Αλγόριθμοι υλοποίησης
- 3 Εφαρμογή
- 4 Περαιτέρω θέματα στη BMA
 - Εναλλακτικός προσδιορισμός των w_i
 - Το w ως τυχαία μεταβλητή
 - Εμπειρική εκτίμηση του ϕ
 - Η κατανομή των Zellner-Siow

Δοθέντων δεδομένων $X = x$ θέλουμε να προβλέψουμε/εκτιμήσουμε κ.α μια ποσότητα, έστω ω .

Η συνήθης διαδικασία βασίζεται στην καταγραφή των υποψήφιων μοντέλων και την επιλογή του επικρατέστερου με βάση (κάποιο) κριτήριο.



- 1 Στατιστική πρακτική
 - Επιλογή βάση Κριτηρίων Πληροφορίας
 - Προβλήματα διαδικασιών επιλογής
- 2 BMA...
 - Η βασική ιδέα
 - Βασικές Υλοποιήσεις
 - Αλγόριθμοι υλοποίησης
- 3 Εφαρμογή
- 4 Περαιτέρω θέματα στη BMA
 - Εναλλακτικός προσδιορισμός των w_i
 - Το w ως τυχαία μεταβλητή
 - Εμπειρική εκτίμηση του ϕ
 - Η κατανομή των Zellner-Siow

Ορισμός

Η ποσότητα $IC_n(q_\gamma) = -2\log L + \alpha n$, $\alpha > 0$ είναι ένα Γενικευμένο Κριτήριο Πληροφορίας (GIC) αν και μόνο αν $\lim_{n \rightarrow \infty} \frac{\alpha}{n} = 0$.

Γνωστά Κριτήρια Πληροφορίας

IC	α
AIC	2
BIC	$\log n$
$HC(c)$	$c \log \log n$



- 1 Στατιστική πρακτική
 - Επιλογή βάση Κριτηρίων Πληροφορίας
 - Προβλήματα διαδικασιών επιλογής
- 2 BMA...
 - Η βασική ιδέα
 - Βασικές Υλοποιήσεις
 - Αλγόριθμοι υλοποίησης
- 3 Εφαρμογή
- 4 Περαιτέρω θέματα στη BMA
 - Εναλλακτικός προσδιορισμός των w_i
 - Το w ως τυχαία μεταβλητή
 - Εμπειρική εκτίμηση του ϕ
 - Η κατανομή των Zellner-Siow

Προβλήματα επιλογής μοντέλου

Αυξημένο σφάλμα Τύπου I/Εσφαλμένα “στενά” δ.ε.

Μερικά αποτελέσματα σχετικά με τα Κριτήρια Πληροφορίας...

- (AIC) Είναι αποδοτικό \Rightarrow Αριθμός αναμενόμενων μεταβλητών «λανθασμένης» επιλογής > 0 .
- (BIC) Είναι συνεπές \Rightarrow Αριθμός αναμενόμενων μεταβλητών «σωστής» επιλογής < 0 . (Claeskens & Hjort, 2008)

Το $HC(c)$, $c > 1$ ελαχιστοποιεί τον αριθμό αναμενόμενων μεταβλητών «σωστής» επιλογής τις οποίες παραλείπει να επιλεξει το BIC.

Προβλήματα επιλογής μοντέλου

Αυξημένο σφάλμα Τύπου Ι/Εσφαλμένα “στενά” δ.ε.

Μερικά αποτελέσματα σχετικά με τα Κριτήρια Πληροφορίας...

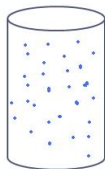
- (AIC) Είναι αποδοτικό \Rightarrow Αριθμός αναμενόμενων μεταβλητών «λανθασμένης» επιλογής > 0 .
- (BIC) Είναι συνεπές \Rightarrow Αριθμός αναμενόμενων μεταβλητών «σωστής» επιλογής < 0 . (Claeskens & Hjort, 2008)

Το $HC(c)$, $c > 1$ ελαχιστοποιεί τον αριθμό αναμενόμενων μεταβλητών «σωστής» επιλογής τις οποίες παραλείπει να επιλεξει το BIC.



- 1 Στατιστική πρακτική
 - Επιλογή βάση Κριτηρίων Πληροφορίας
 - Προβλήματα διαδικασιών επιλογής
- 2 BMA...
 - Η βασική ιδέα
 - Βασικές Υλοποιήσεις
 - Αλγόριθμοι υλοποίησης
- 3 Εφαρμογή
- 4 Περαιτέρω θέματα στη BMA
 - Εναλλακτικός προσδιορισμός των w_i
 - Το w ως τυχαία μεταβλητή
 - Εμπειρική εκτίμηση του ϕ
 - Η κατανομή των Zellner-Siow

Χρήση περισσότερων μοντέλων για συμπερασματολογία.



Η πρωταρχική σχέση...

$$E(\omega|y) = \sum_{\gamma} E(\omega|y, \gamma) \pi(\gamma|y).$$

- Βέλτιστη εκτίμηση (ως προς το ΜΤΣ).
- Βέλτιστη πρόβλεψη ως προς το λογαριθμικό κανόνα του Good.

Κλασσικό γραμμικό μοντέλο

$$Y = \alpha + X\beta + \varepsilon, \quad \varepsilon \sim N_n(0, \sigma^2 I_n).$$

Μπεϋζιανή προσθήκη...

$$\begin{aligned}(\alpha, \beta, \sigma^2) &\sim p(\alpha, \beta, \sigma^2), \\ \gamma &\sim \pi(\gamma).\end{aligned}$$

Συνήθης μοντελοποίηση

- $\pi(\gamma)$, π.χ Διωνυμική, Poisson
- $p(\alpha, \beta, |\sigma^2, \gamma)$, κανονική
- $p(\sigma^2, |\gamma)$, αντίστροφη γάμμα

Κλασσικό γραμμικό μοντέλο

$$Y = \alpha + X\beta + \varepsilon, \quad \varepsilon \sim N_n(0, \sigma^2 I_n).$$

Μπεϋζιανή προσθήκη...

$$\begin{aligned}(\alpha, \beta, \sigma^2) &\sim p(\alpha, \beta, \sigma^2), \\ \gamma &\sim \pi(\gamma).\end{aligned}$$

Συνήθης μοντελοποίηση

- $\pi(\gamma)$, π.χ Διωνυμική, Poisson
- $p(\alpha, \beta, |\sigma^2, \gamma)$, κανονική
- $p(\sigma^2, |\gamma)$, αντίστροφη γάμμα



- 1 Στατιστική πρακτική
 - Επιλογή βάση Κριτηρίων Πληροφορίας
 - Προβλήματα διαδικασιών επιλογής
- 2 BMA...
 - Η βασική ιδέα
 - Βασικές Υλοποιήσεις
 - Αλγόριθμοι υλοποίησης
- 3 Εφαρμογή
- 4 Περαιτέρω θέματα στη BMA
 - Εναλλακτικός προσδιορισμός των w_i
 - Το w ως τυχαία μεταβλητή
 - Εμπειρική εκτίμηση του ϕ
 - Η κατανομή των Zellner-Siow

Hoeting, Raftery & Madigan (1997)

- $\pi(\gamma) = 2^{-p}$,
- $p(\theta|\sigma^2, \gamma) \sim N_{q_\gamma+1}(\tilde{\theta}_\gamma, \sigma^2 \Sigma^{-1}), \theta = (\alpha, \beta)$
- $p(\sigma^2|\gamma) \sim IG(v/2, v\lambda/2)$

Εκ των προτέρων επιλογές

- $\tilde{\theta}_\gamma = (\bar{y}, 0, 0, \dots, 0)$,
- $\Sigma = \left(\text{diag} \left\{ s_Y^{-2}, \frac{s_{X_1}^2}{\phi}, \frac{s_{X_2}^2}{\phi}, \dots, \frac{s_{X_p}^2}{\phi} \right\} \right)^{-1}$,
- $(v, \lambda, \phi) = (2.58, 0.28, 2.85)$.

Zellner

- $\pi(\gamma) = 2^{-p}$,
- $p(\beta|\sigma^2, \gamma) \sim N_{q_\gamma+1}(\tilde{\beta}_\gamma, \sigma^2 \Sigma^{-1})$,
- $p(\alpha, \sigma^2|\gamma) \propto \sigma^{-2}$.

Εκ των προτέρων επιλογές

- $\tilde{\theta}_\gamma = 0$,
- $\Sigma = \phi (X^T X)^{-1}$,
- $\phi = n, p^2, \max(n, p^2)$.

Εκ των υστέρων κατανομές

Συζυγία...

Zellner

- $\pi(\gamma) = 2^{-p}$,
- $p(\beta|\sigma^2, \gamma) \sim N_{q_\gamma+1}(\tilde{\beta}_\gamma, \sigma^2 \Sigma^{-1})$,
- $p(\alpha, \sigma^2|\gamma) \propto \sigma^{-2}$.

Εκ των προτέρων επιλογές

- $\tilde{\theta}_\gamma = 0$,
- $\Sigma = \phi (X^T X)^{-1}$,
- $\phi = n, p^2, \max(n, p^2)$.

Εκ των υστέρων κατανομές

Συζυγία...



- 1 Στατιστική πρακτική
 - Επιλογή βάση Κριτηρίων Πληροφορίας
 - Προβλήματα διαδικασιών επιλογής
- 2 BMA...
 - Η βασική ιδέα
 - Βασικές Υλοποιήσεις
 - Αλγόριθμοι υλοποίησης
- 3 Εφαρμογή
- 4 Περαιτέρω θέματα στη BMA
 - Εναλλακτικός προσδιορισμός των w_i
 - Το w ως τυχαία μεταβλητή
 - Εμπειρική εκτίμηση του ϕ
 - Η κατανομή των Zellner-Siow

Γεγονός (ανασταλτικό)...

Ο αριθμός των υποψήφιων μοντέλων (συνήθως) είναι σημαντικός (εάν όχι τεράστιος), 2^P .

Συνέπειες...

- Δεν είναι δυνατή η εξαντλητική ανάλυση του συνόλου τους.
- Δεν είναι “εύκολος” ο υπολογισμός των εκ των υστέρων πιθανοτήτων.

- Προσέγγιση της εκ των υστέρων πιθανοφάνειας.
- Ελάττωση του συνόλου των υποψηφίων μοντέλων.

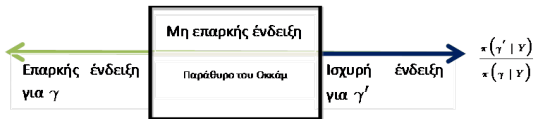
Βήμα 1. Βρες το μοντέλο με τη μέγιστη εκ των υστέρων πιθανότητα.

Βήμα 2. Σχημάτισε το σύνολο $\mathcal{A} = \{\gamma : \frac{\max_{\gamma'} \pi(\gamma|y)}{\pi(\gamma|y)} \leq u\}$ για ένα u τέτοιο ώστε το σύνολο να μην είναι μικρό ή υπερβολικά μεγάλο.

Βήμα 3. Σχημάτισε το σύνολο

$$\mathcal{B} = \left\{ \gamma' : \exists \gamma \in \Gamma, \gamma \in \mathcal{A}, \frac{\pi(\gamma|y)}{\pi(\gamma'|y)} > 1 \right\}.$$

Βήμα 4. Το ζητούμενο σύνολο είναι το $\Gamma' = \mathcal{B} - \mathcal{A}$.



Εργαλεία...

- leaps & bounds
- BIC

Βήματα BIC...

Βήμα 2

$$BIC_{\gamma} \leq BIC_{\gamma^*} + 2 \log u.$$

Βήμα 3

$$BIC_{\gamma'} \leq BIC_{\gamma}.$$

Έστω ότι βρισκόμαστε στο μοντέλο γ , με παραμετρικό διάνυσμα θ_γ .

- Βήμα 1.** Πρότεινε τη μετακίνηση στο μοντέλο γ' με πιθανότητα $j(\gamma'|\gamma)$.
- Βήμα 2.** Πάρε ένα διάνυσμα u από την $\varphi(u|\theta_\gamma, \gamma', \gamma)$ διάστασης $|\dim(\gamma') - \dim(\gamma)|$.
- Βήμα 3.** Θέσε $(\theta_{\gamma'}, u') = h_{\gamma, \gamma'}(\theta_\gamma, u)$, για $h_{\gamma, \gamma'}(\bullet, \bullet)$ μια αντιστρεψίμη συναρτηση. Τότε $\dim(\gamma') + \dim(u') = \dim(\gamma) + \dim(u)$.
- Βήμα 4.** Αποδέξου την μετακίνηση με πιθανότητα

$$\alpha = 1 \wedge \frac{\rho(y|\theta_{\gamma'}, \gamma') \pi(\theta_{\gamma'}|\gamma') \pi(\gamma') j(\gamma|\gamma')}{\rho(y|\theta_\gamma, \gamma) \pi(\theta_\gamma|\gamma) \pi(\gamma) j(\gamma'|\gamma)} \frac{\varphi(u'|\theta_{\gamma'}, \gamma', \gamma)}{\varphi(u|\theta_\gamma, \gamma', \gamma)} \frac{\partial h_{\gamma, \gamma'}(\theta_\gamma, u)}{d(\theta_\gamma, u)}$$

Για τα μοντέλα HRM & Zellner

- Χρήση της $p(\theta_\gamma|y, \gamma)$ ως κατανομής πρότασης, $\phi(u|\theta_\gamma, \gamma', \gamma)$.
- Υιοθέτηση συμμετρικής κατανομής μετάβασης ($j(\gamma'|y) = j(y|\gamma')$).
- Ομοιόμορφη κατανομή στο Γ .

$$\alpha = 1 \wedge \frac{\pi(\gamma'|y)}{\pi(y|\gamma')}$$

Ειδικοί αλγόριθμοι

- In-Out : *MCMCMC* ή *MC*³
- In-Out & Swap : *rJ - MCMC*

Για τα μοντέλα HRM & Zellner

- Χρήση της $p(\theta_\gamma|y, \gamma)$ ως κατανομής πρότασης, $\phi(u|\theta_\gamma, \gamma', \gamma)$.
- Υιοθέτηση συμμετρικής κατανομής μετάβασης ($j(\gamma'|y) = j(y|\gamma')$).
- Ομοιόμορφη κατανομή στο Γ .

$$\alpha = 1 \wedge \frac{\pi(\gamma'|y)}{\pi(y|\gamma')}$$

Ειδικοί αλγόριθμοι

- In-Out : *MCMCMC* ή *MC*³
- In-Out & Swap : *rJ - MCMC*

Το πρόβλημα...

Ο Ehrlich (1973) θεώρησε ότι η παραβατική συμπεριφορά είναι αποτέλεσμα λογικής οικονομικής απόφασης καθώς και ότι η πιθανότητα τιμωρίας αυτής της απόφασης δρα ανασταλτικά ως προς τη λήψη μιας τέτοιας απόφασης. Το σύνολο δεδομένων που μελετήσε αποτελείται από τα δεδομένα 47 πολιτειών των Η.Π.Α το έτος 1960. Η μεταβλητή (y) είναι η εξαρτημένη ενώ οι κύριες μεταβλητές είναι η πιθανότητα φυλάκισης (Prob) και ο μέσος χρόνος φυλάκισης σε πολιτειακές φυλακές (Time).

M	Ποσοστό ανδρών ηλικίας 14-24
So	Δείκτρια μεταβλητή Νότιας Πολιτείας
Ed	Μέσος χρόνος εκπαίδευσης
Po1	Αστυνομικές δαπάνες (1960)
Po2	Αστυνομικές δαπάνες (1959)
LF	Αναλογία συμμετοχής εργατικού δυναμικού
M.F	Αριθμός ανδρών ανά 1000 γυναίκες
Pop	Πληθυσμός Πολιτείας
NW	Αριθμός μη λευκών ανα 1000 πολίτες

U1	Λόγος ανεργίας για κατοίκους αστικών κέντρων ηλικίας 14-24
U2	Λόγος ανεργίας για κατοίκους αστικών κέντρων ηλικίας 35-39
GDP	Κατά κεφαλήν ΑΕΠ
Ineq	Ανισότητα Εισοδήματος
Prob	Πιθανότητα φυλάκισης
Time	Μέσος χρόνος φυλάκισης σε πολιτειακές φυλακές
γ	Αναλογία κατά κεφαλή εγκλημάτων για μια συγκεκριμένη κατηγορία

Αποτελέσματα...

	HRM		Zellner		
	<i>MC</i> ³	Occam's Window	<i>MC</i> ³	RJMCMC	Stepwise
M	0.65	0.92	0.65	0.64	*
So	0.17	0.04	0.13	0.12	
Ed	0.85	0.99	0.80	0.79	*
Po1	0.64	0.53	0.56	0.55	
Po2	0.59	0.47	0.47	0.48	
LF	0.10	0.03	0.11	0.11	
M.F	0.10	0.07	0.11	0.11	
Pop	0.22	0.36	0.19	0.19	*

	MC^3	Occam's Window	MC^3	RJMCMC	Stepwise
NW	0.36	0.59	0.25	0.25	*
U1	0.10	0.12	0.10	0.11	
U2	0.25	0.64	0.24	0.24	*
GDP	0.22	0.18	0.12	0.12	*
Ineq	0.97	1.00	0.96	0.96	*
Prob	0.61	0.91	0.56	0.56	*

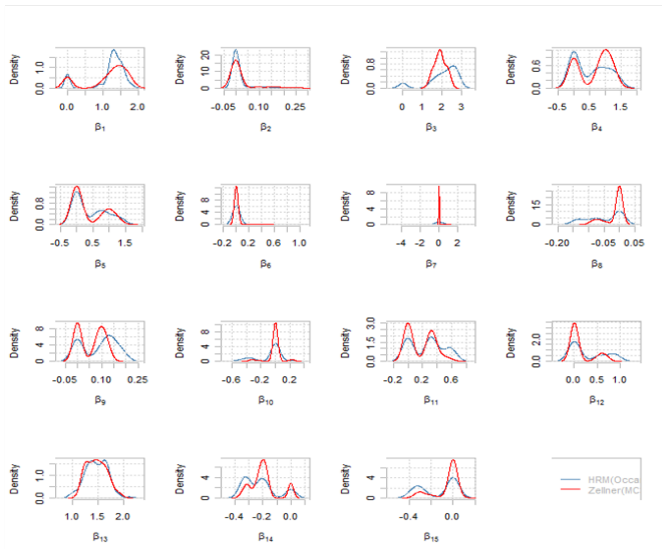
	HRM	Zellner	Stepwise
RMSE	0.187	0.231	0.253

	HRM		Zellner	
	MC^3	Occam's Window	MC^3	RJMCMC
$E(q y)$	6.97	6.29	6.80	6.78

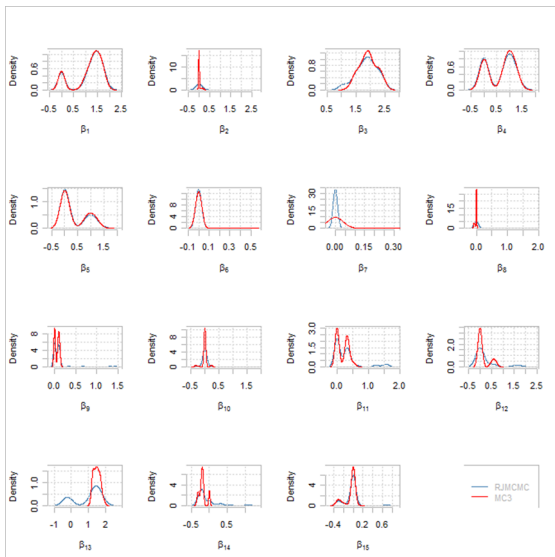
	HRM		Zellner	
	MC^3	Occam's Window	MC^3	RJMCMC
Επαναλήψεις	800.000	-	800.000	800.000
% Visits	4.55	-	16.36	12.85
Επιλεγέντα μοντέλα	-	102	-	-
ρ	> 0.95	-	> 0.95	> 0.95

		M	So	Ed	Po1	Po2	LF	M.F
HRM (Occam's)	$E(\beta_i y)$	1.30	0.06	2.14	0.54	0.48	0.20	-0.20
	$\sqrt{\text{Var}(\beta_i y)}$	0.68	0.04	0.72	0.56	0.55	0.16	0.89
Zellner (MC ³)	$E(\beta_i y)$	1.09	0.03	1.84	0.68	0.35	0.03	0.06
	$\sqrt{\text{Var}(\beta_i y)}$	0.73	0.08	0.62	0.54	0.52	0.21	0.58
Πλήρες*	$E(\beta_i y)$	2.52**	0.14	2.14**	0.55	0.22	1.27**	-4.03**
		NW	U1	U2	GDP	Ineq	Prob	Time
HRM (Occam's)	$E(\beta_i y)$	0.07	-0.02	0.22	0.12	1.47	-0.21	-0.09
	$\sqrt{\text{Var}(\beta_i y)}$	0.07	0.16	0.23	0.32	0.41	0.12	0.18
Zellner (MC ³)	$E(\beta_i y)$	0.05	-0.01	0.16	0.12	1.45	-0.19	-0.05
	$\sqrt{\text{Var}(\beta_i y)}$	0.06	0.12	0.20	0.31	0.35	0.12	0.13
Πλήρες*	$E(\beta_i y)$	0.05	-0.09	0.46**	0.71**	1.68**	0.45**	-0.73**

Εκ των υστέρων κατανομές των συντελεστών



MC³ vs rJ – MCMC

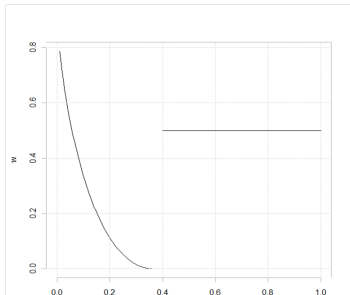




- 1 Στατιστική πρακτική
 - Επιλογή βάση Κριτηρίων Πληροφορίας
 - Προβλήματα διαδικασιών επιλογής
- 2 BMA...
 - Η βασική ιδέα
 - Βασικές Υλοποιήσεις
 - Αλγόριθμοι υλοποίησης
- 3 Εφαρμογή
- 4 Περαιτέρω θέματα στη BMA
 - Εναλλακτικός προσδιορισμός των w_i
 - Το w ως τυχαία μεταβλητή
 - Εμπειρική εκτίμηση του ϕ
 - Η κατανομή των Zellner-Siow

Η προσέγγιση των Sellke *et al.* (2001) μπορεί να χρησιμοποιηθεί ως εκ των προτέρων πιθανότητα για την συμπερίληψη της X_i σε ένα μοντέλο

$$w_i = \frac{1}{1 - e \Pr(|T| \geq t) \log \Pr(|T| \geq t)}, \Pr(|T| \geq t) \leq e^{-1}.$$





- 1 Στατιστική πρακτική
 - Επιλογή βάση Κριτηρίων Πληροφορίας
 - Προβλήματα διαδικασιών επιλογής
- 2 BMA...
 - Η βασική ιδέα
 - Βασικές Υλοποιήσεις
 - Αλγόριθμοι υλοποίησης
- 3 Εφαρμογή
- 4 Περαιτέρω θέματα στη BMA
 - Εναλλακτικός προσδιορισμός των w_i
 - Το w ως τυχαία μεταβλητή
 - Εμπειρική εκτίμηση του ϕ
 - Η κατανομή των Zellner-Siow

Θεωρώντας ότι η εκ των προτέρων κατανομή της w είναι $Be(\tau, \lambda)$, $\tau, \lambda > 0$ τότε η εκ των προτέρων κατανομή του μοντέλου γ είναι

$$\pi(\gamma) = \binom{p}{q_\gamma} \frac{B(q_\gamma + \tau, p - q_\gamma + \lambda)}{B(\tau, \lambda)}, \quad q_\gamma = 0, 1, \dots, p,$$

δηλαδή η $Bb(p, \tau, \lambda)$.

τ, λ calibration

Για $\tau = 1$ αρκεί να προσδιορίσουμε την παράμετρο λ .

Βασιζόμενοι στο γεγονός ότι $E(\gamma) = \frac{\tau p}{(\tau + \lambda)}$ μπορούμε να

γράψουμε $\lambda = \frac{p - \bar{q}}{\bar{q}}$ όπου \bar{q} ο εκ των προτέρων αναμενόμενος αριθμός μεταβλητών που περιλαμβάνεται στο μοντέλο.



- 1 Στατιστική πρακτική
 - Επιλογή βάση Κριτηρίων Πληροφορίας
 - Προβλήματα διαδικασιών επιλογής
- 2 BMA...
 - Η βασική ιδέα
 - Βασικές Υλοποιήσεις
 - Αλγόριθμοι υλοποίησης
- 3 Εφαρμογή
- 4 Περαιτέρω θέματα στη BMA
 - Εναλλακτικός προσδιορισμός των w_i
 - Το w ως τυχαία μεταβλητή
 - Εμπειρική εκτίμηση του ϕ
 - Η κατανομή των Zellner-Siow

Τοπικοί Εμπειρικοί εκτιμητές Bayes (τόσα ϕ όσα και μοντέλα...)

Ο εκτιμητής είναι ο

$$\hat{\phi}_\gamma^{E(L)} = (F_\gamma - 1) \vee 0,$$

όπου $F_\gamma = \frac{R_\gamma^2/q_\gamma}{(1 - R_\gamma^2)/(n - q_\gamma - 1)}$ η συνήθης στατιστική συνάρτηση για τον έλεγχο της υπόθεσης $\beta_\gamma = 0$.

Καθολικοί Εμπειρικοί εκτιμητές Bayes (μοναδικό ϕ)

Σε αυτή την περίπτωση ο εκτιμητής είναι

$$\hat{\phi}_\gamma^{E(G)} = \operatorname{argmax}_{\phi > 0} \sum_{\gamma} \left\{ \pi(\gamma) \frac{(1 + \phi)^{(n - q_\gamma - 1)}}{[\phi (R_\gamma^2 - 1) + 1]^{(\frac{n-1}{2})}} \right\}.$$

Ο $\hat{\phi}_\gamma^{E(G)}$ δεν δίνεται σε κλειστή μορφή...

Λύση

Εφαρμογή του αλγόριθμου EM ακολουθώντας τους Liang *et al.* (2008).

Στην $i+1$ επανάληψη του αλγορίθμου

E-Βήμα. Υπολόγισε τις επόμενες αναμενόμενες τιμές για κάθε $\gamma \in \Gamma$

$$E(\sigma^2 | y, \gamma, \hat{\phi}_\gamma^{(i)}) = \frac{n-1}{SSY - \frac{\hat{\phi}_\gamma^{(i)}}{1+\hat{\phi}_\gamma^{(i)}} SSR},$$

$$E(\gamma | y, \hat{\phi}_\gamma^{(i)}) = \frac{p(y | \gamma, \hat{\phi}_\gamma^{(i)})}{\sum_\gamma p(y | \gamma, \hat{\phi}_\gamma^{(i)})}.$$

M-Βήμα. Ο (τρέχων) εκτιμητής είναι

$$\hat{\phi}_\gamma^{(i+1)} = \left[\frac{\sum_\gamma E(\gamma | y, \hat{\phi}_\gamma^{(i)}) E(\sigma^2 | y, \gamma, \hat{\phi}_\gamma^{(i)}) SSR}{\sum_\gamma E(\gamma | y, \hat{\phi}_\gamma^{(i)}) q_\gamma} - 1 \right] \vee 0.$$

Βήμα-ελέγχου. Εάν $|\hat{\phi}_\gamma^{(i+1)} - \hat{\phi}_\gamma^{(i)}| < \varepsilon$ τότε $\hat{\phi}_\gamma^{E(G)} = \hat{\phi}_\gamma^{(i+1)}$.



- 1 Στατιστική πρακτική
 - Επιλογή βάση Κριτηρίων Πληροφορίας
 - Προβλήματα διαδικασιών επιλογής
- 2 BMA...
 - Η βασική ιδέα
 - Βασικές Υλοποιήσεις
 - Αλγόριθμοι υλοποίησης
- 3 Εφαρμογή
- 4 Περαιτέρω θέματα στη BMA
 - Εναλλακτικός προσδιορισμός των w_i
 - Το w ως τυχαία μεταβλητή
 - Εμπειρική εκτίμηση του ϕ
 - Η κατανομή των Zellner-Siow

Information paradox

$$PO(\gamma; 0) = c, c < \infty.$$

Λύση του παραδόξου...

Οι Liang *et al.* (2008) χρησιμοποίησαν τις

$$\pi(\beta_\gamma | \sigma^2, \gamma) \propto \frac{\Gamma(q_\gamma/2)}{\pi^{q_\gamma/2}} \left| \frac{X_\gamma^T X_\gamma}{n\sigma^2} \right|^{1/2} \left(1 + \beta_\gamma^T \frac{X_\gamma^T X_\gamma}{n\sigma^2} \beta_\gamma \right)^{-q_\gamma/2},$$

$$\pi(\alpha, \sigma^2) \propto \sigma^{-2}, \alpha \in \mathbb{R} \sigma > 0.$$

Ιδιότητες της Z-S κατανομής

Για την εκ των προτέρων κατανομή των Zellner – Siow ισχύουν τα εξής :




- Είναι απαλλαγμένη από το «παράδοξο της πληροφορίας».
- Είναι συνεπής στην επιλογή του πραγματικού μοντέλου,
- Ο BMA-εκτιμητής της πρόβλεψης υπό την εκ των προτέρων κατανομή των Zellner – Siow είναι συνεπής ως προς την πρόβλεψη.

	HRM	Zellner	Stepwise	Z-S
RMSE	0.1875916	0.2312784	0.2537807	0.2665655

- Η ΒΜΑ είναι πράγματι αποτελεσματικότερη της συνήθους διαδικασίας.
- Τα παραδοσιακά μοντέλα παραμένουν ισχυρά έναντι των νεότερων προσθηκών (4.2-4).

- Με τι δεν ασχοληθήκαμε...
 - ΓΓΜ
 - Χρονοσειρές
 - Δέντρα
 - και πολλά άλλα...

Βιβλιογραφία I

-  Claeskens & Hjort
Model Selection and Model Averaging.
Cambridge University Press, 2008.
-  Liang, F., Paolo, R., Molina, G., Clyde, M.A. & Berger J.O.
Mixtures of g-Priors for Bayesian Variable Selection.
Journal of the American Statistical Association. 103, pp.
410-423. (2008)
-  Raftery, A.E., Madigan, D. & Hoeting, J.A.
Bayesian model averaging for regression models.
Journal of the American Statistical Association. 92, pp.
179-191. (1997)